

## **МНОГОКРИТЕРИАЛЬНЫЕ ЭВОЛЮЦИОННЫЕ МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ В ЗАДАЧАХ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ СЦЕНАРНОГО ПЛАНИРОВАНИЯ.**

*Рассмотрены многокритериальные эволюционные методы и алгоритмы. Проанализированы основные особенности реализации основных эволюционных алгоритмов. Рассмотрена и проанализирована возможность применения эволюционных алгоритмов в задачах сценарного планирования.*

В последнее время развитие методов многокритериальной оптимизации и многокритериальных методов принятия решений в различных областях стимулировалось за счет появления быстродействующих вычислительных систем и моделей численного анализа для решения разнообразных инженерных проблем. Было предложено большое количество новых методов и алгоритмов для решения многокритериальных задач в разных отраслях. При этом значительное развитие приобрели вычислительные методы и алгоритмы, которые базируются на эволюционных принципах, они нашли широкое распространение, так как большинство инженерных задач характеризуются NP-сложностью, поэтому в большинстве случаев основным критерием эффективности является быстрое вычисление приближенных решений.

Эволюционные алгоритмы (ЭА) являются техниками адаптивного поиска, которые базируются на естественных принципах [2, 4]. Адаптивная природа ЭА используются для разработки алгоритмов оптимизации и принятия решений путем создания соответствующих операторов вариации и аппроксимированных функций оценивания. Кроме того следует выделить еще основные преимущества эволюционных методов и алгоритмов при решении многокритериальных задач [4, 7].

– Независимость от вида функции, включая поддержку неаналитического задания функции.

– Независимость от области определения и типов критериев принятия решений и переменных оптимизации.

– Применение к широкому диапазону задач без модификации алгоритма.

– Высокая помехозащищенность и как следствие адекватная робастность (способность лишь постепенно снижать качество работы по мере приближения к границам допустимой надежности данных).

Наиболее распространенными эволюционными алгоритмами, являются генетические алгоритмы [5, 6]. Генетические алгоритмы (ГА) - это одна из эволюционных техник, которая может успешно использоваться в качестве инструмента оптимизации и принятия решений [8, 9, 10]. Как правило, ГА работает с популяцией (набором решений), а не с одним решением. Подход на основе популяции в ГА делает его стойким к преждевременному останову, то есть это мощный инструмент для работы с нелинейными и мульти-модальными функциями.

Следует выделить основные особенности генетических алгоритмов как инструмента технологии многокритериального принятия решений:

– Вместе с обычным чаще всего используется закодированное представление значений параметров задачи (как правило, в виде хромосомы).

– Выполняется одновременный анализ различных областей пространства решений, в связи с чем возможно нахождение новых областей с лучшими значениями целевой функции за счет объединения субоптимальных решений из разных популяций.

– Поиск осуществляется не из единственной точки, а из «популяции» точек.

– В процессе поиска используется значение целевой функции, а не ее приращения.

– Применяются вероятностные, а не детерминированные правила поиска и генерации решений.

– Специфика работы позволяет накапливать и использовать знания об исследованном пространстве поиска и следовательно проявлять способность к самообучению.

В этой статье основное внимание уделяется вопросам применения разнообразных эволюционных алгоритмов в задачах выбора эффективных решений в сценарном планировании.

Существуют два основных подхода к решению задач многокритериальной оптимизации и принятия решений. *Первый* заключается в сочетании индивидуальных целевых функций в единую композитную функцию или применении наборов ограничений в всех целей, кроме одной. В первом случае определение одной цели возможно при использовании таких методов, как теория полезности, метод взвешенной суммы, и т.п., но при этом необходимо правильно подобрать веса или функцию полезности для того, чтобы отразить требования лица, принимающего решения (ЛПР). На практике может быть очень сложно точно и верно определить эти веса, даже для эксперта, который разбирается в предметной области. Результатом этих недостатков является то, что взаимное масштабирования между целями и небольшие изменения веса приводят к различным решениям. Во втором случае задача состоит в применении наборов ограничений в целевых функций, и конечный результат может быть довольно неустойчив к значениям этих ограничений. В обоих случаях, метод оптимизации вычислит только одно решение, хотя было целесообразнее получить набор решений и выбрать компромиссный вариант. Именно по этой причине, ЛПР, часто предпочитают наборам возможных решений, полученных с учетом нескольких критериев.

*Другим* основным подходом является определение набора точек оптимальных решений по Парето или определенного подмножества решений. Фронт Парето - это набор оптимальных решений, которые не доминируют относительно друг друга. При перемещении от одного решения Парето к другому всегда присутствует определенный проигрыш в одной цели и выигрыш в другой. Набор оптимальных решений по Парето часто предпочитают, потому что они имеют практическую пользу в реальных задачах, ведь окончательное решение – это всегда компромисс. Наборы оптимальных решений по Парето могут быть любых размеров, но эти размеры обычно увеличиваются с увеличением количества целевых функций.

Как подход, основанный на популяциях, ГА хорошо подходят для решения задач многокритериальной оптимизации и принятия решений. Стандартный ГА можно модифицировать для поиска набора нескольких недоминирующих решений за один проход. Способность

ГА параллельно производить поиск решений делает возможным нахождение набора различных решений сложных задач с невыпуклыми, разрывными и мультимодальными областями решений. Оператор кроссовера в ГА позволяет обрабатывать структуры хороших решений с учетом различных целей для того, чтобы создавать новые недоминирующие решения в неисследованных областях множества Парето. К тому же, большинство многокритериальных ГА не требуют от пользователя установки приоритетов, масштабов и весов для целей. Поэтому подход на основе ГА стал самым популярным эвристическим подходом к решению задач многокритериальной оптимизации и проектирования. 90% всех подходов к решению многокритериальной оптимизации направлены на аппроксимацию истинного фронта Парето для основной задачи. Большинство из них используют мета-эвристическую технику, и 70% всех мета-эвристических подходов основаны на эволюционном подходе [3].

На рис.1 представлена классификация основных методов и алгоритмов многокритериального эволюционного поиска.

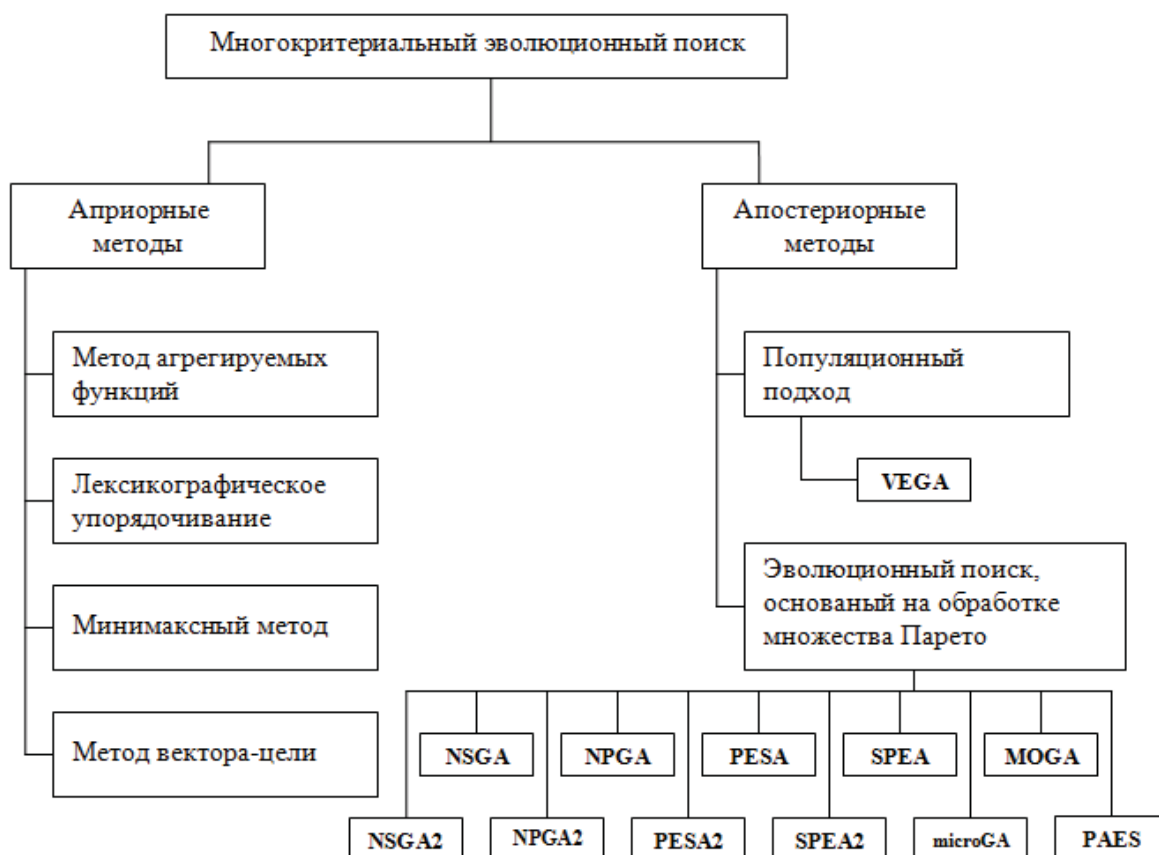


Рис.1 Методы многокритериального эволюционного поиска

Как видно из рис. 1 большинство эволюционных методов и алгоритмов для решения многокритериальных задач используют подход на основе обработки множества Парето. В таблице 1 приведены основные особенности многокритериальных эволюционных алгоритмов [3].

Таблица 1.

## Особенности многокритериальных эволюционных алгоритмов

Алгоритм	Определение пригодности	Механизм разнообразия	Элитность	Внешняя популяция	Достоинства	Недостатки
1	2	3	4	5	6	7
VEGA	Расчет для подмножеств популяции относительно разных целей	Нет	Нет	Нет	Первая простая реализация многокритериального ГА	Тенденция сходимости к крайним значениям целевых функций
MOGA	Ранжирование по Парето	Создание ниш для распределения по значениям пригодности	Нет	Нет	Простое расширение ГА с одной целью	Медленная сходимость. Проблемы параметра размера ниши
WPGA	Взвешенное среднее нормализованных целевых функций	Ниша. Наперед определенные веса	Нет	Нет	Простое расширение ГА с одной целью	Возникают проблемы с невыпуклыми областями значений функций целей
NPGA	Отсутствует назначение пригодности. Турнирный отбор	Вычисление ниш для разбиения узлов при турнирном отборе	Нет	Нет	Очень простой процесс турнирного отбора	Проблемы параметра размера ниши. Необходимость дополнительного параметра для турнирного отбора
RWGA	Взвешенное среднее нормализованных целевых функций	Присвоение случайных значений весам	Да	Да	Эффективная и простая реализация	Возникают проблемы с невыпуклыми областями значений функций целей
PESA	Отсутствует назначение пригодности	Плотность ячеек	Да	Да	Простая реализация. Быстрый алгоритм	Производительность зависит от размера ячеек. Необходима дополнительная предварительная информация о области решений

Продолжение таблицы 1

1	2	3	4	5	6	7
PAES	Используется доминирование для замещения родительской хромосомы если дочерняя доминирует	Ячеистая плотность для разделения узлов между дочерними и родительскими хромосомами	Да	Да	Специальная стратегия для случайной мутации. Простая реализация. Эффективность	Подход не базируется на популяциях. Продуктивность зависит от размера ячеек
NSGA	Ранжирование на основе не доминированной сортировки	Создание ниш для распределения по значению пригодности	Нет	Нет	Быстрая сходимость	Проблемы параметра размера ниши
NSGA-II	Ранжирование на основе не доминированной сортировки	Метод группового расстояния	Да	Нет	Единственный параметр. Проверенный и эффективный алгоритм	Групповое расстояние имеет смысл только в целевой области
SPEA	Ранжирование на основе внешнего сохранения недоминированных решений	Кластеризация для ограничения внешней популяции	Да	Да	Надежный алгоритм. Отсутствие параметра для кластеризации	Сложный алгоритм кластеризации
SPEA-2	Мощные доминанты	Плотность, которая рассчитывается на основе данных до k-ого соседа	Да	Да	Улучшенный SPEA. Гарантированно сохранение точек экстремума	Сложные с точки зрения вычислений процедуры расчета пригодности и плотности
RDGA	Задача сводится к задаче с двумя целями – ранжированием решений и плотностью	Ограничение локальной плотности ячеек	Да	Да	Динамическое обновление ячеек. Надежный по количеству целей	Сложен в реализации
DMOEA	Ранжирование на основе ячеек	Адаптивная плотность основе ячеек	Да (не-явно)	Нет	Содержит в себе эффективные техники смены плотности ячеек. Адаптивный подход к настройке параметров ГА	Сложен в реализации

Исходя из анализа представленных в таблице 1 методов и алгоритмов, возможен подбор и применение определенных эволюционных методов и алгоритмов в зависимости от типа задач сценарного планирования [1]. При этом необходимо исследовать и решить следующие методологические задачи:

- обоснование критериев для оценки эффективных решений при построении сценариев и распределение их по моделям;
- выбор семейства решений (альтернатив), которые наиболее эффективны для решения задачи построения сценариев при заданных внешних условиях;
- объединение решений в единый комплекс, для решения задач сценарного планирования, например для задачи многокритериального выбора структуры сценария;
- выбор метода или алгоритма решения многокритериальной задачи, при построении сценариев.

На рис. 2, представлена общая схема применения эволюционных алгоритмов и учет основных аспектов при эволюционном выборе эффективных по многим критериям решений, связанных с решениями задач сценарного планирования.



Рис. 2. Общая схема применения эволюционных алгоритмов в задачах сценарного планирования

Для реализации системы поддержки принятия решений, как составного элемента информационных технологий сценарного планирования [1], были реализованы следующие эволюционные алгоритмы: MOGA,  $\epsilon$ -MOGA, AMGA, NSGA, NSGA-II, SPEA, SPEA-2. Программно-аналитический комплекс разрабатывался с помощью Qt-кроссплатформенного инструментария разработки на языке программирования C++. Среда разработки – Qt Creator. Qt Creator – среда разработки, предназначенная для создания кроссплатформенных приложений с использованием библиотеки Qt.

Тестирование проводилось на задаче построения сценариев управления энергетической системой. При этом решались следующие задачи: построение структуры сценария, генерация новых сценариев исходя из заданных требований по энергообеспечению, выбор оптимального сценария управления, исходя из требований по обеспечению необходимой мощности и загрузки элементов системы. Наиболее эффективными по вычислительной сложности оказались алгоритмы  $\epsilon$ -MOGA и SPEA-2.

Применение эволюционных методов и алгоритмов при решении различных задач сценарного планирования эффективно с точки зрения решения задач и поиска оптимальной структуры и с точки зрения решения многокритериальных задач принятия решений. Реализованный программный комплекс может использоваться автономно, а может применяться в качестве подсистемы в системах поддержки принятия решений при решении задач сценарного планирования.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Гожий А.П. Основные аспекты применения информационных технологий в задачах сценарного планирования // Наукові праці ЧДУ ім. Петра Могили :Миколаїв, серія: Комп'ютерні технології.-Вип.148, Т.160 – с.158-167.
2. Субботін С. О., Олійник А. О., Олійник О. О. Ітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей: Монографія. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. – 375 с.
3. A. Konak, D. W. Coit, A. E. Smith. Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial. Reliability Engineering and System Safety 91 (2006) 992-1007.
4. J. Holland. Adaptation in natural and artificial systems. Ann Arbor: University of Michigan Press; 1975.
5. D. Goldberg. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Reading, MA: Addison-Wesley; 1989.



6. J. Schaffer. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms. In: Proceedings of the international conference on genetic algorithm and their applications, 1985.
7. E. Zitzler, L. Thiele. Multi-objective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach. IEEE Trans Evol Comput 1999; 3(4): 257–71.
8. H. Lu, G. Yen. Rank-density-based multi-objective genetic algorithm and benchmark test function study. IEEE Trans Evol Comput 2003; 7(4): 325–43.
9. D. Goldberg, J. Richardson. Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization. In: Genetic algorithms and their applications: proceedings of the second international conference on genetic algorithms, 28–31 July, 1987. Cambridge, MA, USA: Lawrence Erlbaum Associates; 1987.
10. C. Fonseca, P. Fleming. Multiobjective genetic algorithms. In: IEE colloquium on ‘Genetic Algorithms for Control Systems Engineering’ (Digest No. 1993/130), 28 May 1993. London, UK: IEE; 1993.